结合CFD的数据中心空调末端

Research on Energy–Saving Methods for Data Center Air Conditioning Endpoints Combined with CFD

节能方法研究

胡孝俊¹, 许 俊¹, 邓 程², 朱 宏², 刘 湃¹, 马胜明³, 贺 晓¹(1. 中讯邮电咨询设计院有限公司, 北京 100048; 2. 中国 联通智网创新中心, 北京 100048; 3. 杭州紫光通信技术股份有限公司, 浙江 杭州 310057)

Hu Xiaojun¹, Xu Jun¹, Deng Cheng², Zhu Hong², Liu Pai¹, Ma Shengming³, He Xiao¹(1. China Information Technology Designing & Consulting Institute Co., Ltd., Beijing 100048, China; 2. Intelligent Network & Innovation Center of China Unicom, Beijing 100048, China; 3. Hangzhou Ziguang Communication Technology Co., Ltd., Hangzhou 310057, China)

摘 要:

数据中心作为现代社会关键基础设施,承担着大量的数据和计算任务,但也伴随着高能耗和环境压力。聚焦于数据中心能耗管理和节能技术,着重关注空调系统末端设备。结合强化学习和CFD仿真技术,对末端气流组织进行分析预测,得出末端最佳控制温度,能够确保冷空气有效地供应到设备,实现按需供冷,从而降低冷却成本,提高能源效率。

关键词:

数据中心;空调末端;强化学习;CFD doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2025.05.015 文章编号:1007-3043(2025)05-0082-05

中图分类号:TU83

文献标识码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

Data centers are indispensable infrastructure in modern society, carrying a substantial load of data and computational tasks. However, the operation of data centers is also accompanied by high energy consumption and environmental pressures. It focuses on energy consumption management and energy–saving technologies in data centers, with a particular emphasis on the air conditioning endpoints. By integrating reinforcement learning and CFD simulation techniques, it analyze and predict the air distribution at the end–points, providing optimal control temperatures to ensure the efficient supply of cold air to the equipment, enabling on–demand cooling, reducing cooling costs and improving energy efficiency.

Keywords:

Data center; Air conditioning endpoints; Reinforcement learning; Computational fluid dynamics

引用格式: 胡孝俊, 许俊, 邓程, 等. 结合 CFD 的数据中心空调末端节能方法研究[J]. 邮电设计技术, 2025(5): 82-86.

0 引言

在国家碳达峰、碳中和目标背景下,推进数据中心行业的脱碳转型对我国实现"双碳"目标具有重要作用。数据中心降低用电成本、实现有效节能减排不仅关乎到产业发展,对推动社会可持续发展也至关重要[1-2]。在数据中心总能耗中,空调系统的能耗占比较高[3-5]。中央空调系统主要包括末端和冷源系统两大组成部分,以往空调系统的研究主要关注冷源系统尤其是冷水机组的节能[6-9]。事实上,末端机柜能耗约占

收稿日期:2025-04-01

整个空调系统总能耗的40%^[10-11],机房的温湿度条件和气流组织也是评价空调系统好坏的重要指标,因此,本研究基于强化学习技术和计算流体动力学(CFD)对末端进行研究,建立了末端设备设定值与机房温湿度的联合模型,通过强化学习计算确定末端设备的最佳设定值,以实现末端按需制冷。

1 机房建模

受服务器IT负载、末端空调风机转速等边界条件的影响,数据中心机房的温度场会随时间、空间分布发生变化,其物理过程较为复杂。使用传统的流体动力学和传热学机理分析方法所建立的简单温度分布

模型难以准确描述机房内各测点温度随时间、空间分 布的变化,更难以及时捕捉不同服务器IT设备旁的局 部热点[12-13],这导致机房IT设备存在过热隐患。因此, 本研究采用针对数据中心的CFD仿真软件对数据中 心机房温度场分布进行模拟。仿真建模主要包括以 下步骤。

a) 建立虚拟模型。通过查阅数据中心的CAD图 纸、动环可视化页面以及现场考察数据,获得机房的 结构布局参数和末端温湿度参数,如不同墙体与天花 板的长度、厚度、高度,高架地板高度以及不同机柜和 空调的数量、摆放位置参数等。在本研究中,使用 6SigmaDCX 仿真平台完成 CFD 建模工作, 依据建模资 料构建出机房建筑框架,添加数据中心机柜及空调末 端设备,封闭冷通道,并设置相应参数(在接入实际机 房的数据前,此处的IT负载数据、机柜中服务器放置 情况、各服务器基本参数、各空调运行参数均由人工 预先设定)。建好的虚拟模型如图1所示。

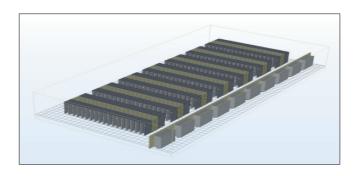


图1 数据中心机房CFD建模

b) 离散空间网格。依据CFD思想,需要对机房进 行离散化处理以完成仿真,而网格的尺寸决定了模拟 结果显示的详细程度,因此需要依据实际情况,对空 调出风口、IT设备附近、传感器周围等温度、气流流速 变化大的关键位置的网格参数进行调整[14-15]。通过仿 真求解,得到整个机房的温度、气流等分布情况,仿真 结果如图2所示。

通过编写交互接口,可将数据中心机房CFD仿真 模型用于末端设备优化计算,同时,该模型也可以用 于末端与冷源侧的联合调优计算。

2 基于强化学习的末端空调系统策略优化

2.1 强化学习基础

马尔可夫决策过程(MDP)是强化学习的数学基 础,也是序列决策的经典形式化表达。一个马尔可夫

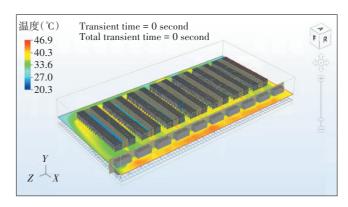


图2 数据中心机房CFD仿真结果

决策过程通常由状态空间S、动作空间A、状态转移函 数T、奖励函数R、折扣因子 γ 组成,可表示为一个五元 组(S,A,T,R,y)。进行学习并实施决策的客体被称为智 能体(Agent),智能体之外所有与其相互作用的事物都 被称为环境(Environment)。在每个时刻t,智能体依据 此刻环境可观测到的状态S,进行学习及选择动作A, 环境对此动作做出相应的响应,并向智能体呈现新的 状态 $S_{\iota+1}$,同时产生一个收益 $R_{\iota+1}$,而收益是智能体在 动作选择过程中想要长期最大化的目标,其交互过程 如图3所示。

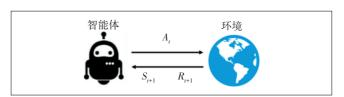


图3 智能体与环境交互示意

在智能体与环境不断交互的过程中产生了一个 序列轨迹: $s_0,a_0,r_1,s_1,a_1,r_2,\dots,s_i,a_i,r_{i+1}\dots$,状态转移函数 T 刻 画 了 环 境 的 动 态 特 性 : $T(s'|s,a) \doteq Pr\{S_t = s'|S_{t-1} = s,A_{t-1} = a\}$ 。 强 化 学 习 是 通过智能体与环境不断交互来寻找策略 $\pi:S \to \Delta(A)$, 以获取最大期望累计折扣收益:

$$\pi^* = (1 - \gamma) \times E\left[\sum_{t=0}^{\infty} \gamma_t r(s_t, a_t) | s_0 \sim \mu_0(\cdot), a_t \sim \pi(\cdot | s_t), s_{t+1} \sim T(\cdot | s_t, a_t)\right]$$

其中,μ。为初始状态分布。

2.2 末端空调系统马尔可夫决策过程模型

对于数据中心末端侧,本研究的目标是在确保数 据中心机房IT设备热安全的前提下,尽可能降低末端 空调系统的能耗。末端空调系统的运行控制通常需

要依据机房现场的测点温度变化进行相应的调整,并且要考虑到当前的调整对未来的影响。因此,将末端空调系统的运行控制调整抽象为序贯决策过程,并建立马尔可夫决策过程模型。由2.1节可知,建立马尔可夫决策过程模型需要合理选取参数(*S,A,T,R,y*)。本节将依据数据中心现场调研情况,结合末端空调系统节能且保证IT设备热安全的目标,构建数据中心末端空调系统马尔可夫决策过程模型。

a) 状态S选取。状态量的选取应充分涵盖数据中心末端机房环境的必要信息,以助力强化学习智能体的训练。一般来说,机房冷热通道设置的温度测点越多,越能反映出机房实时的局部温度信息,这更有利于算法训练和保障IT设备热安全。在本研究中,数据中心机房内初始温度测点较少,已结合现场调研结果增设了末端传感器。机房现场传感器布置完成后,选取 T_c,T_h,H_{IT} 为状态量:

$$S = \left\{ T_{c}, T_{h}, H_{IT} \right\}$$

其中, T_c 为冷通道各温度传感器数值组成的温度向量, T_h 为热通道各温度传感器数值组成的温度向量, H_{IT} 为机房内各机柜IT设备负载组成的向量。

b) 动作A选取。动作量的选取通常依据末端空调系统的控制变量确定,考虑到现场实际情况仅允许调控回风温度设定点,因此选取 T_{rr} 为动作量:

$$A = \left\{T_{\rm re}\right\}$$

其中, T ... 为各空调回风温度设定点组成的向量。

c) 奖励函数 R 设计。奖励函数的设计应充分考虑项目目标,以引导智能体不断向任务目标前进。考虑到本研究的节能性和安全性这两大指标,可以合理地设计奖励函数为:

$$R = \lambda R_P + R_T$$

其中, R_p 为空调系统运行功耗对应的收益,即对空调制冷能耗的惩罚, $R_p = -P$,P为末端空调制冷系统功耗,通常与空调风机转速v呈三次方关系; R_r 为服务器IT设备出风口温度对应的收益,即对服务器温度越过冷热安全边界的惩罚,

$$\begin{split} R_T &= -\sum_{i=1}^m \log \left\{ 1 + \left[\exp(T_{c,i} - T_{c,\max}) \right]^2 \right\} - \\ &\sum_{i=1}^n \log \left\{ 1 + \left[\exp(T_{h,i} - T_{h,\max}) \right]^2 \right\} \end{split}$$

其中, $T_{c,i}$ 为第i个冷通道温度测点温度, $T_{h,i}$ 为第i个热通道温度测点温度, $T_{c,max}$ 为冷通道允许温度上限, $T_{h,max}$ 为热通道允许温度上限, $T_{c,max}$ 和 $T_{h,max}$ 的取值可采取美

国采暖制冷空调工程师协会(ASHRAE)的推荐温度设定或依据实际情况自行设定; λ 是可供调整的参数,该值会影响到训练出的策略更偏向空调运行节能还是更偏向防止服务器过热或过冷;为了表达对冷热通道温度超温的惩罚,采用 softplus 激活函数的变形 $\log\left\{1+\left[exp(\cdot)\right]^2\right\}$ 这一非线性函数形式。

d) 其他参数。系统状态转移函数 T 反应了系统的动态特性,但由于数据中心末端机房内温度场分布复杂,使用机理模型刻画温度场的动态分布涉及到流体动力学、传热学等领域的专业知识,通常难以使用机理模型或公式对大型数据中心机房温度场的时空分布进行精准刻画和分析。因此,在本项目中,采用免模型的强化学习方法。这类方法不需要马尔可夫决策过程中的系统状态转移函数 T 显式已知,而是在与环境不断交互的过程中直接学习到最优控制策略。折扣因子 $\gamma \in [0,1]$ 影响智能体对"未来"状态和"未来"奖励的重视程度, γ 越接近 1 ,表示智能体倾向于长远考虑。在本项目中, γ 选取为 0.98。

此外,由于在本研究中,智能体与数据中心机房 环境的交互不能被自然地划分为多个幕,在整个交互 过程中不存在最终时刻,需要长时间保障数据中心的 低能耗和热安全,因此该数据中心末端空调系统策略 训练任务应属于持续性任务。

3 基于近端策略优化算法的空调系统策略训练

建立好末端空调系统马尔可夫决策过程模型后,可采用强化学习方法进行求解。现有的强化学习算法众多,应根据问题的特点选择合适的强化学习算法。由于该问题的马尔可夫决策过程模型的状态量和动作量均为连续取值,因此状态空间和动作空间的大小均为无穷大,现有的表格型强化学习方法(如Q学习、Sarsa等)不适用于该问题;考虑到基于深度神经网络的强化学习方法近年来在各领域均取得了较大成功,因此可选择深度强化学习算法;又因为系统的状态转移函数未知且难以分析,所以可选择免模型的深度强化学习算法。通常,强化学习算法的训练不会直接在现实环境中进行,因此需要利用第1章中建立的数据中心末端机房CFD仿真模型,在该仿真环境中进行算法训练。

目前,被广泛应用的免模型的深度强化学习算法有:近端策略优化算法(PPO)、深度确定性策略梯度算

法(DDPG)、双延迟深度确定性策略梯度算法(TD3)、 软演员-评论家算法(SAC)等。考虑到强化学习算法 训练出的策略需实际落地,以保障实际数据中心的热 安全,且需要有一定的策略提升性能理论作为保障, 因此决定选用 on-policy 的近端策略优化算法进行训 练。使用近端策略优化算法训练末端空调系统策略 的算法流程框架如图4所示。

4 优化结果分析

为了对末端优化策略进行验证,依据某数据中心

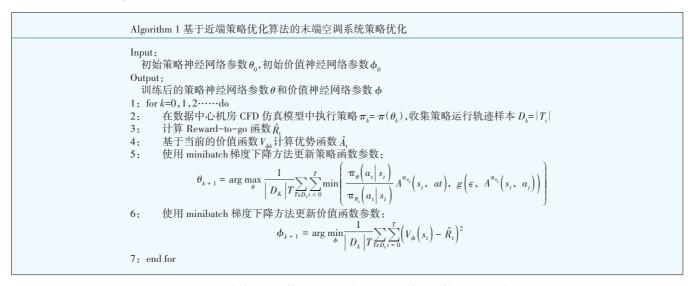


图 4 近端策略优化算法训练末端空调系统策略的算法流程框架

现场提供的数据集,选取典型的20天冷源数据作为对照工况,在对照工况下,系统不进行优化,这些数据将用于搭建末端学习模型。另选取典型的20天作为优

化工况,在优化工况下,系统基于强化学习算法对末端进行调优。由于该数据中心仅有送风温度可调节, 所以优化结果仅含送风温度。图5为末端优化策略的

★ 某IDC项目前端管理系统 × +			
← → C (localhos	st:9528/#/idc-system/command-detai? id=d9c45e6	67–f292–4581–8fe0–ba9d2e4b807d&disable	=false • • • • □ ± :
☎ 首页	重 首页 /建议策略详情		
■ 工作台	空调设定值		
┃	设备名称	所属空间	回风温度设定值
	一楼IDC机房1#艾默生空调	1楼A区IDC机房	21
□ 设备管理	一楼IDC机房2#艾默生空调	1楼A区IDC机房	21.5
■ 点位管理	一楼IDC机房3#艾默生空调	1楼A区IDC机房	20.5
᠍ 规则配置	一楼IDC机房4#艾默生空调	1楼A区IDC机房	22.0
■ 数据统计	一楼IDC机房 5#艾默生空调	1楼A区IDC机房	21.5
3 建议策略	一楼IDC机房6#艾默生空调	1楼A区IDC机房	20.5
	一楼IDC机房7#艾默生空调	1楼A区IDC机房	20.0
	一楼IDC机房8#艾默生空调	1楼A区IDC机房	20.5
	一楼IDC机房9#艾默生空调	1楼A区IDC机房	21.5
	一楼IDC机房10#艾默生空调	1楼A区IDC机房	20.5
	一楼IDC机房11#艾默生空调	1楼A区IDC机房	22.0
	一楼IDC机房12#艾默生空调	1楼A区IDC机房	20.5

图5 末端优化策略展示

展示。

按照时间顺序将日期编号为1~20,并绘制了IT耗电量和空调末端耗电量图,如图6和图7所示。其中,图6所示为优化前后IT耗电量的对比情况,图7所示为优化前后末端设备耗电量的对比情况。因数据机房受室外温湿度影响较小,且测试期内气候变化不大,所以IT负载是空调负荷的主要影响因素,在图6中,优化前后IT负载的能耗保持稳定(优化前单日平均耗电量为4593.47kWh,优化后IT单日平均耗电量为4606.56kWh),可认为末端优化前后的冷负荷近似相同。在图7中,优化后空调末端能耗显著下降,这是因为借助CFD仿真和强化学习预测,可以将使机房的温湿度无限接近限定值,从而实现按需供冷,减少能源浪费。据计算,优化前末端设备单日平均耗电量为1337.75kWh,优化后末端设备单日平均耗电量为1337.75kWh,优化后末端设备单日平均耗电量为1209.21kWh,节能率为9.61%。

5 结束语

本研究提出了一种数据中心气流组织的数值模 拟与优化方法。该方法通过强化学习算法对末端数

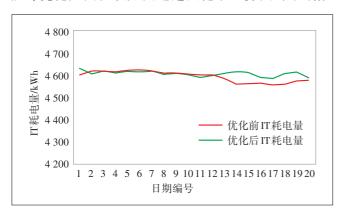


图6 优化前后IT耗电量对比

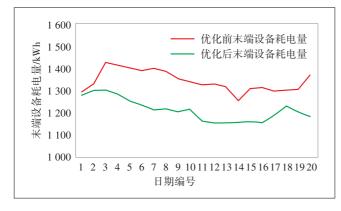


图7 优化前后末端设备耗电量对比

据进行训练,建立了机房气流组织特征与末端设定值 之间的强化学习模型,进而对设定参数进行优化。在 测试案例中,采用该方法实现了数据中心机房末端 9.61%的节能率。

参考文献:

- [1] 贺晓,许俊,胡孝俊,等.数据中心机房设计运行全过程数字孪生 关键技术及体系架构[J].邮电设计技术,2022(12):9-13.
- [2] 冯升波,高麟鹏,周伏秋. 我国数据中心节能现状和面临的挑战分析[J]. 中国能源,2015,37(11):5.
- [3] 中国电子工程设计研究院. 数据中心设计规范 GB 50174—2017 [S]. 北京:中国计划出版社,2017.
- [4] 黄俊霖. 既有数据中心中央空调冷冻水系统节能优化研究[D]. 广州:华南理工大学,2022.
- [5] 张小根. 韶关地区数据中心项目空调系统方案对比研究[J]. 制冷与空调,2024,24(7);93-100.
- [6] YAO L, HUANG J H. Multi-objective optimization of energy saving control for air conditioning system in data center[J]. Energies, 2019, 12(8):12-20.
- [7] HAN Z W, XUE D, WEI H T, et al. Study on operation strategy of evaporative cooling composite air conditioning system in data center [J]. Renewable Energy, 2021, 177:1147-1160.
- [8] 王碧玲,邹瑜,宋业辉,等.基于数学模型的冷水机组节能量计算方法研究[J].建筑科学,2013(4):6.
- [9] 高可君,李皓,谭军,等.国网数据中心冷水机组节能策略[J].中国科技信息,2022(21):102-104.
- [10] 徐龙云,吴晓晖. 基于TRNSYS的数据中心空调能耗及PUE分析 [J]. 智能建筑,2020(1):61-66.
- [11] 孟军磊,吴天予,宋培元,等.数据中心空调系统节能优化[J].上海电力大学学报,2023,39(4):407-413.
- [12] KANG S, SCHMIDT R R, KELKAR K M, et al. A methodology for the design of perforated tiles in raised floor data centers using computational flow analysis [J]. IEEE Transactions on Components & Packaging Technologies, 2001, 24(2):177-183.
- [13] 蒋雅靖,刘刚. 数据机房不同下送风方式的模拟分析及对比[J]. 建筑节能,2011,31(1):18-20.
- [14] 许俊,程序,胡孝俊,等.基于人工智能算法的数据中心机房气流组织温度预测研究[J].邮电设计技术,2022(12):52-56.
- [15] 原世杰, 鹿世化. 基于热环境评价指标的数据中心气流组织模拟研究[J]. 暖通空调, 2016, 46(1); 7.

作者简介:

胡孝俊,高级工程师,硕士,主要从事数据中心基础设施设计研究工作;许俊,高级工程师,硕士,主要从事数据中心研究咨询设计工作;邓程,工程师,硕士,主要从事数据中心数字化系统建设工作;宋宏,工程师,硕士,主要从事数据中心智慧运营相关工作;刘湃,工程师,硕士,主要从事数据中心基础设施产品研发工作;马胜明,助理工程师,硕士,主要从事数据中心基础设施产品研发工作;贺晓,正高级工程师,硕士,主要从事数据中心研究咨询管理工作。